

## 科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 30 年 6 月 26 日現在

機関番号：82626

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2014～2017

課題番号：26330217

研究課題名(和文) 動画像特徴による形状予測に基づく変形物体の追跡手法の研究

研究課題名(英文) Tracking algorithm for non-rigid objects based on the shape prediction

研究代表者

西田 健次(Nishida, Kenji)

国立研究開発法人産業技術総合研究所・情報・人間工学領域・主任研究員

研究者番号：50344148

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,600,000円

研究成果の概要(和文)：本研究は、サッカーなどのチームスポーツの競技者のように対象自体が変形し、かつ、似たような特徴を持つ複数の対象が近隣に存在する中から、目的の対象を検出し追跡するための識別器の構成手法を確立することを目的とした。近接する類似の特徴量を持った対象と目的の対象を識別するため、目的となる対象の変形を予測し、予測された変形後の形状を手掛かりに対象の同定、追跡を行う。対象の輪郭線上の特徴点を追跡することで対象の形状を検出し、特徴点の移動速度、および、移動速度の微分(加速度)を求め、対象の形状変化を予測する。特徴点の移動速度だけでなく、加速度(二次の項)まで用いることで、より正確な形状変化予測が可能になった。

研究成果の概要(英文)：A novel algorithm for tracking by shape with deforming prediction is proposed. The algorithm is based on the similarity of the predicted and actual object shape. Second order approximation for feature point movement by Taylor expansion is adopted for shape prediction, and the similarity is measured by using chamfer matching of the predicted and the actual shape. Chamfer matching is also used to detect the feature point movements to predict the object deformation. The proposed algorithm is applied to the tracking of a skier and showed a good tracking and shape prediction performance.

研究分野：情報学

キーワード：オブジェクト・トラッキング コンピュータ・ビジョン パターン認識 画像処理 スポーツ工学

1. 研究開始当初の背景

対称追跡は、コンピュータビジョンの主要な適用例であり、特に自動車などの大きくは変形しない物体に対する追跡手法は、ほぼ確立されていると言って良い状態であった。一方、人間のように変形を伴う物体の追跡に関しては、変形に対して不変な特徴を用いて追跡を行う例が多かった。そのため、サッカーのようなチームスポーツ、あるいは、群衆などの、類似の特徴量をもつ複数の対称が近接して存在するような状況においては、追跡する対象とそれ以外の対称を弁別することが難しく、有効な追跡手法は確立されていなかった。

2. 研究の目的

本研究の目的は、サッカーなどのチームスポーツの競技者のように、対象自体が変形し、かつ、似たような特徴を持つ複数の対象が近隣に存在する中から、目的の対象を検出し、追跡するための、識別性能が高く、かつ、汎化性の高い識別器の構成手法を開発することである。近接する類似の特徴量を持った対象と目的の対象を識別するため、目的の変形時系列を検出し、それを特徴量として用いることで、対象の位置同定の手掛かりとし、移動時系列を推定する。対象の形状を表す特徴点を追跡することで対象の変形を検出し、特徴点に移動速度および移動速度の微分を求め、対象の形状変化を予測する。特徴点の移動速度だけでなく移動加速度(速度の微分)まで用いることで、より正確な形状予測を行い、追跡対象の弁別性能の高い追跡手法を確立する。

3. 研究の方法

(1)変形する対象の形状変化予測手法の研究  
 物体の変形を検出、予測する手法としては、特徴点の移動速度(オプティカルフロー)を利用する手法が提案されている[1, 2]。オプティカルフローの検出に関して、一般的に使用される Lucas-Kanade 法は、照明条件の変化がないこと、特徴点の移動量に対して適切な輝度勾配があることなどの制限により、スポーツ競技者、歩行者などの人物の変形を予測する用途には、必ずしも適切ではない。また、人間の脚や腕の動きを追跡する場合には、一つの画像領域(腕、脚など)の中で異なる移動速度を持つことが多いため、領域の移動速度を検出する手法[3]などの適用も難しい。したがって、形状変化の予測のためには、個々の特徴点を追跡する必要があり、また、脚や腕の往復運動による変形を正確に予測するためには、特徴点の移動速度だけでなく、特徴点の加速度(移動速度の微分)を推定する必要がある。本研究の提案者は、過去3フレームのエッジ画像に対して部分エッジ特徴によって特徴点の追跡を行い(図1)、特徴点の移動速度、加速度を推定して、二次のテイ

ラー展開による近似を用いて次フレームでの形状を予測する手法[4]を提案しており(図2)、特徴点の移動速度のみによって近似するよりも正確な形状予測が行えることを示している。さらに、時間的に順方向の予測と逆方向の予測を統合することにより、より正確な形状予測を行う手法[5]も提案している。対象の形状を予測する際に、二次の項(加速度)まで考慮した手法は従来にはなく、より高い精度の形状予測が可能になると考えられる。

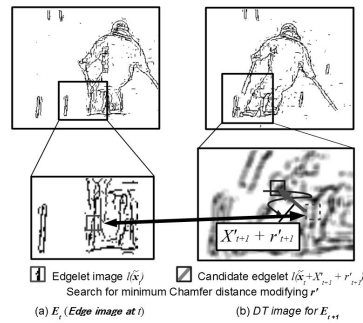


図1

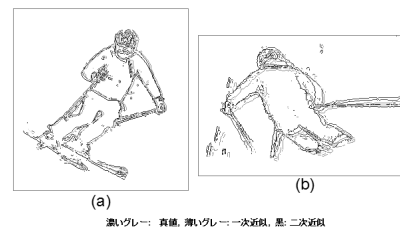


図2

(2) 形状変化予測に基づく追跡手法の研究  
 追跡課題において従来手法では、現フレームでの対象の特徴量との類似性を手掛かりとして、次フレームでの対象の位置推定を行っている。変形する物体の追跡では、変形に対して不変な特徴を用いることで、変形による特徴量の変化を避けてきた[6,7,8]。しかし、類似の特徴量を持つ対象が近隣に存在する場合、目的とする対象との弁別性に問題が残る。対象それぞれが固有の変形時系列を持つと仮定すると、変形の時系列を特徴量として物体の追跡が可能になる。また、変形することを前提とすれば、追跡の手掛かりとするのは、現フレームでの特徴量ではなく、変形を予測した後の次フレームでの特徴量との類似性と考えられる。変形物体の形状予測を手掛かりとして追跡する手法では、対象の形状を曲線群で表し、曲線の変形をオプティカルフロー(特徴点の移動速度)によって予測し、それに基づいて追跡を行う手法が提案されている[2]。本研究の提案者は、特徴点の移動速度のみでなく、加速度(オプティカルフローの微分)をも用いた形状予測に基づく追跡手法[9]を提案しており、単一の追跡対象の形状予測と位置推定に関して精度向上の可能性を示している。本研究は、変形

物体の形状の変化に基づく追跡手法をベースに、形状変化の時系列以外の特徴量では弁別することが困難な複数の対象から、目的の対象を識別し、更に隠れなどにも対応した精度の高い追跡手法の確立を目指す。

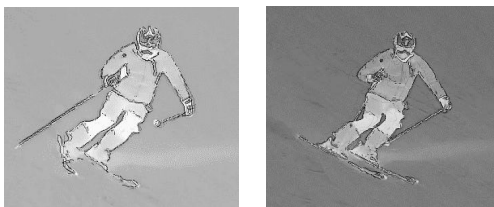


図3 (黒エッジが追跡結果を示す)

#### 参考文献

- [1] Sim, K.F. and Sundaraj, K. "Human Motion Tracking of Athlete Using Optical Flow & Artificial Markers", in Proc. ICIAAS 2010, pp. 1-4, 2010
- [2] G.Sundaramoorthi, A.Mennucci, S.Soatto, A.Yezzi, "A New Geometric Metric in the Space of Curves, and Applications to Tracking Deforming Objects by Prediction and Filtering", in SIAM j. of Imaging Science, Vol.4, No.1, pp.109-145, 2010.
- [3] T. Brox, C. Bregler, and J. Malik, "Large Displacement Optical Flow", in Proc. CVPR 2009, pp. 41-48, 2009.
- [4] K. Nishida, T.Kobayashi, J.Fujiki, "VIDEO IMAGE RECOVERY FOR OCCLUDED SKIER'S FORM BY COMBINING FORWARD AND BACKWARD PREDICTION USING MOTION FEATURE", ICSS2013.
- [5] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer, "Real-Time Tracking of Non-Rigid Objects using Mean Shift", in Proc. CVPR 2000, pp. 142-149, 2000
- [7] D.Comeniciu, P.Meer, "MeanShift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis", IEEE PAMI, Vol.24, No.5, pp.603-619, May, 2002.
- [8] M. Godec, P.M Roth, and H.Bischof, "Hough-based Tracking on Non-rigid Objects", J. of Computer Vision and Image Understanding, available online, Elsevier, 2013.
- [9] K. Nishida, T.Kobayashi, J.Fujiki, "Tracking by Shape with Deforming Prediction for Non-Rigid Objects", ICPRAM

#### 4. 研究成果

変形する対象の形状変化予測手法の研究  
画面上の特徴点の動きを二次の項(加速度)まで近似することによる形状変化の予測手法を確立した。

時刻  $t$  における対象  $O$  の特徴点の位置が  $x_t$  で表される時、時刻  $t+1$  での特徴点の位置は、テイラー展開により(1)式のように予測される。

$$x_{t+1} = x_t + x'_t + \frac{1}{2}x''_t. \quad (1)$$

$x'_t$  は、通常オプティカルフローと呼ばれ、実用上は特徴点の位置の差分によって計算される。

$$x'_t = x_t - x_{t-1}. \quad (2)$$

同様に、 $x''_t$  は、 $x$  の二次微分を示し、次のように計算される。

$$\begin{aligned} x''_t &= x'_t - x'_{t-1} \\ &= x_t - x_{t-1} - (x_{t-1} - x_{t-2}) \\ &= x_t - 2x_{t-1} + x_{t-2}. \end{aligned} \quad (3)$$

従って、対象  $O$  の時刻  $t+1$  での形状は、連続する3フレームによって予測する事が出来る。特徴点の動きを二次微分まで考慮することにより、腕や脚の屈伸運動などのような加速度を伴う変形に対する予測精度が向上した。また、追跡対象全体の動きに加速度が加わっているような状況でも、形状の予測精度が向上した。

#### (1)太極拳演武での評価

追跡対象の画面上での移動が少ない例として太極拳の演武、画面上での移動が大きく、かつ、加速度が加わっている例としてスキーを例題として、形状予測精度の評価を行った。形状予測精度は、対象のエッジ画像のグランドトゥルースと予測された特徴点によるエッジ画像とのチャンファー距離を測ることによって、評価を行った。

図4に、太極拳演武での形状予測追跡の結果を示す。対象のエッジ上の白の特徴点はグランドトゥルースと予測が一致している部分であり、青の特徴点がグランドトゥルース、赤が二次予測、緑が線形予測の結果であり、青の特徴点とのずれが誤差を示すものである。

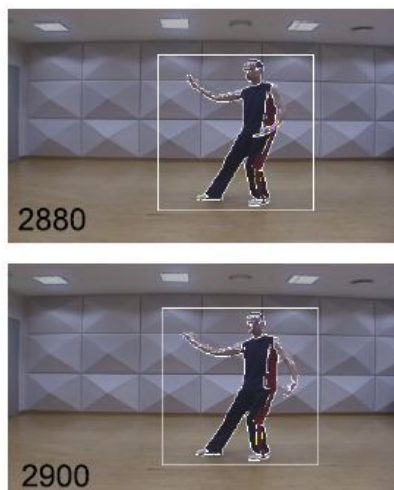


図4 太極拳演武での追跡結果

対象の移動が少ないため、追跡精度には大きな差は出ていない。一方で、図5に示す形状予測精度に関しては、二次の項まで近似することによって、精度が高くなっている。

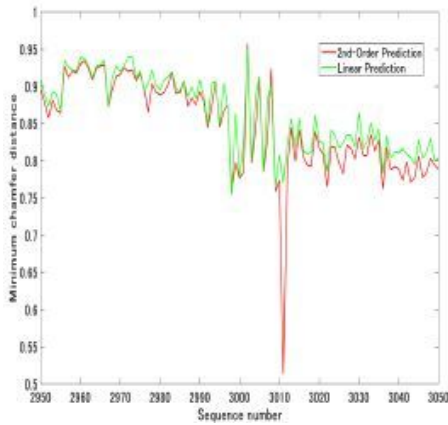


図5 太極拳演武での形状予測精度  
(最小チャンファー距離)  
赤が二次予測、緑が線形予測の結果

(2)固定カメラによるスキーヤーでの評価  
形状予測と追跡の両者が必要な例として、固定カメラで撮影したスキーヤーの画像で評価を行った。

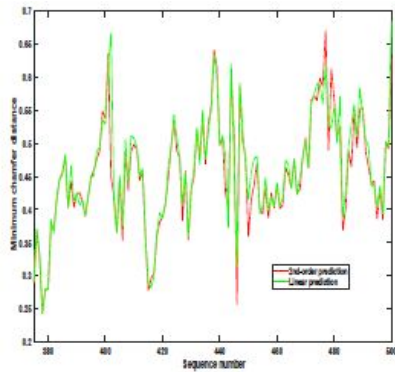
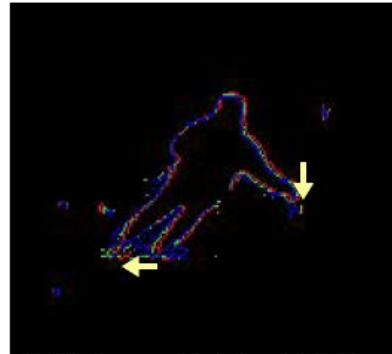


図6 スキーヤー後姿での形状予測精度

図6にスキーヤーの後姿での形状予測精度を示す。全体的に二次予測が線形予測よりも高い精度を得ているが、478番フレームから480番フレーム付近では、二次予測での誤差が大きくなっている。図7(a)に480番フレームでの予測結果、図7(b)に478番フレームから480番フレームでの追跡対象の動きを示す。478番フレームから480番フレーム間では、対象全体の動き、対象の形状変化とともに小さいため、フレーム間での差分(オプティカルフロー)の値自体が小さくなったため、検出されたオプティカルフローに含まれる誤差の割合が大きくなったものと考えられる。



(a) Prediction result for Frame 480



(b) Object movement during frame 478-480

図7 スキーヤーの後姿

図8に、固定カメラでスキーヤーを前から撮影した場合の形状予測の誤差を示す。後姿の場合と同様に、全体的に二次予測の方が予測精度は高いが、261番フレーム付近など、一部で線形予測よりも誤差が大きくなる場所がある。

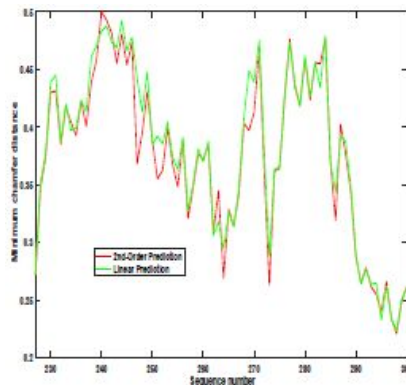


図8 スキーヤー前姿での形状予測精度

261番フレーム前後の画像を確認すると、追跡対象として設定された領域内に、追跡対象とは異なる動きをする物体(この場合、追跡対象が動いているのに対して、動いていない物体)が含まれてしまったためと考えられる。図9に、261番フレーム前後の形状予測結果を示すが、スキーヤー背後の雪面に固定された旗門の部分での誤差が大きくなっていると考えられる。



図9 スキーヤー前姿での形状予測結果  
(誤差の大きかったフレーム)

(3) 手持ちカメラによる画像での評価

図10に、手持ちカメラで撮影したスキーヤーの形状予測(追跡)結果を、図11にその形状予測精度を示す。手持ちカメラによる撮影では、撮影者が対象を追尾しようとするため、対象の画面上での動きは大きくならないものの、対象の動きではなくカメラ自体の動きによる対象の動きが乱れることがある。

図10での結果は、二次予測の方が状態の構えなどを、わずかとは言え再現している。しかし、図11に示す全体としての形状予測精度に関しては、線形予測の方がよい精度を出している部分が見られる。線形予測の方が形状予測精度が高くなっている一例として238番フレームから240番フレーム付近を見ると、スキーヤーの形状変化は少なく、また、動きも直線的である(図12(b))。一方、二次

予測の方が高い精度を出している244番フレームから248フレームでは、スキーヤーの形状変化が大きく、また、その移動方向が当該期間中に変化している。

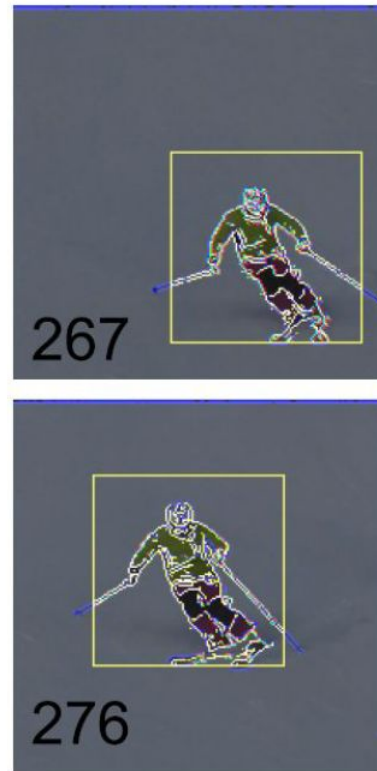


図10 手持ちカメラ撮影での追跡結果  
青：グラントゥルース、  
緑：線形予測、赤：二次予測

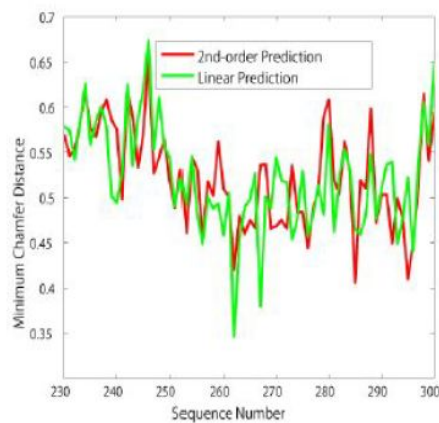


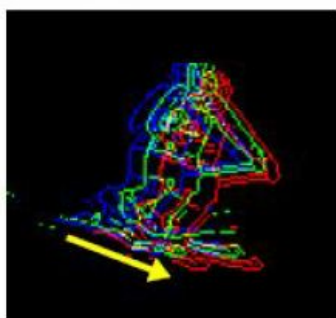
図11 手持ちカメラ撮影での形状予測精度

追跡対象の形状を二次の項まで含めて予測することで、形状予測精度を向上できることが期待されるが、対象の動きが小さい場合、形状変化が少ない場合などは、線形予測の方が、精度の高い予測ができることが分かった。しかし、形状変化が大きい場合、移動方向が変化する場合(移動自体に加速度が加わっている場合)は、二次予測の効果が大きくなり、

予測精度は期待通りに向上できることが示された。



(a) Frame 244-248



(b) Frame 238-240

図 12 二次予測の精度の高いシーケンスと線形予測の精度が高いシーケンス

- (a) 青：244 番フレーム、緑：246 番フレーム、赤：248 番フレーム  
(b) 青：238 番フレーム、緑：239 番フレーム、赤：240 番フレーム

## 5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

〔雑誌論文〕(計 3 件)

1. K.Nishida, T.Kobayashi, T.Iwamoto, S.Yamasaki, “Preindication Mining for Predicting Pedestrian.Action Change,” Chapter in Computational Intelligence, Vol. 669 of the series in Computational Intelligence, pp. 359-370, Springer, 2016/11.
2. K.Nishida, T.Kobayashi, J.Fujiki, “Accuracy Evaluation of Second-Order Shape Prediction on Tracking Non-Rigid Objects,” International Journal on Advances in Systems and Measurements, Vol. 8, No. 3&4, pp. 201-209, IARIA, Dec. 2015.
3. K.Nishida, T.Kobayashi, J.Fujiki, “Video image recovery for occluded skier’s form by combining forward and backward prediction using motion feature”, Science and Skiing VI, 251-259, Meyer & Meyer Sports, 2015

〔学会発表〕(計 3 件)

1. Kenji Nishida, Takumi Kobayashi,

Taro Iwamoto, Shinya Yamasaki, “Pedestrian Action Prediction using Static Image Feature”, in Proc. 7th International Joint Conference on Computational Intelligence,” Vol. 3: NCTA, pp. 99-105, Lisbon, Portugal, 2015/11.

2. Kenji Nishida, Takumi Kobayashi, Jun Fujiki, “The Effect of 2nd-Order Shape Prediction on Tracking Non-Rigid Objects”, Proc. 7th International Conference on Pervasive Patterns and Applications, pp.60-63, Nice, France, Mar. 2015, 最優秀論文賞受賞.

3. Kenji Nishida, Takumi Kobayashi, Jun Prediction for Non-Rigid Objects”, Proc. 3rd ICPRAM, pp.580-587, Mar. 2014.

〔図書〕(計 0 件)

〔産業財産権〕

出願状況(計 0 件)

取得状況(計 0 件)

〔その他〕

ホームページ等

## 6. 研究組織

### (1) 研究代表者

西田 健次 (NISHIDA, Kenji)

国立研究開発法人 産業技術総合研究

所・人間情報研究部門・主任研究員

研究者番号：5 0 3 4 4 1 4 8